

# PERBANDINGAN ALGORITMA PARTICLE SWARM OPTIMIZATION DAN REGRESI PADA PERAMALAN WAKTU BEBAN PUNCAK

Nurmahaludin<sup>(1)</sup>

<sup>(1)</sup> Staff Pengajar Jurusan Teknik Elektro Politeknik Negeri Banjarmasin

## Ringkasan

Peramalan beban listrik jangka pendek menjadi penting untuk menjamin ketersediaan daya listrik dalam memenuhi kebutuhan masyarakat sehari-hari. Salah satu metode untuk peramalan beban listrik jangka pendek adalah menggunakan jaringan syaraf tiruan. Pada penelitian ini digunakan algoritma Particle Swarm Optimization (PSO) sebagai algoritma pelatihan jaringan syaraf tiruan untuk meramalkan waktu beban puncak. Algoritma Backpropagation dan Regresi Linear Berganda diujikan untuk kemudian digunakan sebagai pembandingan dengan PSO.

Arsitektur jaringan syaraf tiruan dibangun dengan tiga lapisan, yaitu lapisan input, sebuah lapisan tersembunyi, dan lapisan output. Lapisan input menggunakan dua buah neuron, lima neuron pada lapisan tersembunyi, dan satu neuron pada lapisan output. Karena merupakan aplikasi peramalan time series, maka input yang digunakan adalah beban listrik pada hari ini  $t(h)$  dan hari sebelumnya  $t(h-1)$ . Sedangkan output adalah prakiraan beban pada keesokan harinya  $t(h+1)$  pada jam yang sama.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa algoritma pelatihan PSO memberikan rata-rata kesalahan peramalan yang lebih kecil yaitu sebesar 2.492% dibandingkan dengan Backpropagation sebesar 2.504%. Sedangkan penggunaan jaringan syaraf tiruan baik dengan PSO maupun Backpropagation, memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan metode regresi liner berganda dengan rata-rata error 2.492% dan 2.504%. berbanding 3.754% jika menggunakan regresi liner berganda.

**Kata Kunci** : Particle Swarm Optimization, Regresi, Jaringan Syaraf Tiruan, Waktu Beban Puncak

## 1. PENDAHULUAN

### Latar Belakang

Peramalan beban listrik jangka pendek menjadi penting untuk menjamin ketersediaan daya listrik dalam memenuhi kebutuhan masyarakat sehari-hari. Terdapat berbagai metode dalam peramalan beban listrik jangka pendek, antara lain jaringan syaraf tiruan dan penggunaan teknik statistik seperti regresi. Dalam proses belajarnya, jaringan syaraf tiruan melakukan pengenalan pola beban listrik tiap jam dalam satu hari, sehingga mampu memprakirakan beban listrik pada hari yang akan datang.

Kesulitan yang sering ditemui dalam membangun jaringan syaraf tiruan adalah pada pembuatan jaringan yang optimal untuk masalah yang akan diselesaikan. Terdapat beberapa aspek yang dapat dioptimisasi dari jaringan syaraf tiruan, antara lain bobot dan arsitektur jaringan. Pemilihan bobot yang optimal akan memberikan output yang menghasilkan kesalahan yang kecil. Modifikasi bobot-bobot interkoneksi tersebut

dilakukan selama proses pelatihan menggunakan algoritma belajar.

Salah satu algoritma optimasi global yang berkembang saat ini adalah Particle Swarm Optimization (PSO). Teknik ini diinisialisasi dari sekumpulan nilai awal pada sebuah populasi, kemudian mencari nilai yang paling optimal dengan memperbaharui nilai tersebut pada setiap langkahnya. Pada penelitian ini digunakan PSO sebagai algoritma pelatihan jaringan syaraf tiruan, pada aplikasi peramalan waktu beban puncak listrik. Hasil pengujian kemudian dibandingkan dengan metode regresi linear berganda dan Backpropagation.

## 2. LANDASAN TEORI

### Tinjauan Pustaka

Penelitian mengenai peramalan beban listrik jangka pendek (harian) telah banyak dilakukan dengan menggunakan berbagai metode. Diantaranya adalah menggunakan Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

ANFIS) (Widyapratwi dkk., 2012), AutoRegressive Integrated Moving Average dan Regresi Linear (Khair, 2011), ataupun Perdana (2012) yang menggunakan Optimally Pruned Extreme Learning Machine (OPELM) pada sistem kelistrikan Jawa Timur.

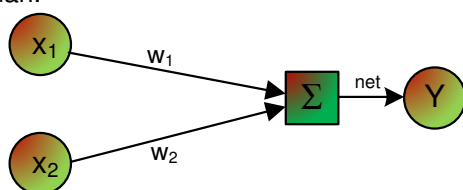
Penelitian yang sering dilakukan dalam hubungannya dengan jaringan syaraf tiruan adalah penggunaan algoritma pelatihan ataupun struktur jaringan yang tepat sehingga mampu memberikan kinerja dan keluaran jaringan yang baik. Binoto (2012) melakukan peramalan dengan algoritma pelatihan Backpropagation pada jaringan syaraf tiruan. Sedangkan Syeto (2010) menggunakan metode Kohonen dalam jaringan syaraf tiruan untuk peramalan beban listrik

### Jaringan Syaraf tiruan

Jaringan syaraf tiruan merupakan representasi buatan dari otak manusia yang selalu mencoba untuk mensimulasikan proses pembelajaran. Jaringan syaraf tiruan dibentuk sebagai generalisasi model matematika dari jaringan syaraf biologi dengan asumsi (Siang, 2005):

- Pemrosesan informasi terjadi pada sejumlah elemen sederhana yang disebut dengan neuron
- Sinyal dikirimkan di antara neuron tersebut melalui suatu interkoneksi
- Penghubung antar neuron memiliki bobot yang akan memperkuat atau memperlemah sinyal
- Untuk menentukan output, tiap neuron menggunakan fungsi aktivasi yang dikenakan pada jumlah input terbobot yang diterima.

Gambar 1 menunjukkan proses komputasi yang terjadi pada jaringan syaraf tiruan.



Gambar 1 Pola Dasar Jaringan Syaraf Tiruan

Output Y menerima input dari neuron  $x_1$  dan  $x_2$  dengan bobot hubungan masing-masing

adalah  $w_1$  dan  $w_2$ . Kedua neuron yang ada dijumlahkan menurut Persamaan 1.

$$\text{net} = x_1w_1 + x_2w_2 \quad (1)$$

Besarnya impuls yang diterima oleh Y mengikuti fungsi aktivasi  $Y = f(\text{net})$ . Jika nilai

fungsi aktivasi cukup kuat, maka sinyal akan diteruskan

### 1. Algoritma Pelatihan Backpropagation

Ide dasar jaringan syaraf tiruan adalah konsep belajar. Untuk dapat menyelesaikan suatu permasalahan, jaringan syaraf tiruan melakukan pembelajaran (pelatihan), yaitu bagaimana sebuah jaringan dapat dilatih untuk mempelajari data historis yang ada dan melakukan generalisasi terhadap karakteristik tingkah laku obyek.

Pelatihan dengan Backpropagation secara garis besar sebagai berikut

- Membangun jaringan.  
Struktur jaringan yang digunakan adalah multi layer perceptron
- Inisialisasi bobot awal untuk proses pelatihan
- Bobot awal ditentukan secara random (acak)
- Menentukan parameter jaringan  
Parameter yang ditentukan antara lain error minimum, jumlah epoch maksimum, dan laju pembelajaran. Fungsi aktivasi yang digunakan adalah sigmoid biner, sedangkan kriteria error adalah *mean square error* (MSE)
- Untuk tiap epoch dilakukan propagasi maju.  
Error yang dihasilkan kemudian dibandingkan dengan error minimum yang ditetapkan
- Jika error lebih besar dari error minimum, maka dilakukan perambatan balik,
- Modifikasi bobot  
Besarnya perubahan bobot ditentukan oleh besar laju pembelajaran
- Jika kriteria penghentian telah tercapai, yaitu jumlah epoch maksimum atau error minimum terpenuhi, maka diperoleh bobot akhir
- Bobot akhir digunakan dalam proses pengujian

### 2. Algoritma Particle Swarm Optimization (PSO)

Algoritma Particle Swarm Optimization (PSO) dikembangkan oleh Dr. Eberhart dan Dr. Kennedy pada tahun 1995. Menurut Kennedy dan Eberhart (2001), terdapat tiga prinsip dasar dalam PSO sebagai sebuah algoritma yang didasarkan pada aspek perilaku sosial kognitif yaitu: evaluasi (*evaluate*), membandingkan (*compare*), dan meniru/mengikuti (*imitate*).

Algoritma PSO dimulai dengan membangkitkan sejumlah nilai awal secara

acak. Jika  $\vec{x}_i(t)$  menyatakan posisi dari partikel  $P_i$  pada langkah waktu  $t$ , maka posisi partikel  $P_i$  tersebut akan berubah dengan menambahkan kecepatan  $\vec{v}_i(t)$  ke dalam posisi sebelumnya.

Algoritma PSO untuk partikel dengan topologi star dijelaskan sebagai berikut (Engelbrecht, 2002):

1. Inisialisasi *swarm*,  $P(t)$ , dari partikel sedemikian hingga posisi  $\vec{x}_i(t)$  dari masing-masing partikel  $P_i \in P(t)$  adalah acak
2. Hitung performansi (*fitness*)  $F$  dari masing-masing partikel pada posisinya saat ini yaitu  $F(\vec{x}_i(t))$
3. Bandingkan performansi tiap partikel saat ini terhadap performansi terbaik sebelumnya, yaitu  $pbest$  (*personal best*).

Jika  $F(\vec{x}_i(t)) < pbest_i$  maka:

$$a. pbest_i \leftarrow F(\vec{x}_i(t)) \quad (2)$$

$$b. \vec{x}_{pbest_i} \leftarrow \vec{x}_i(t) \quad (3)$$

4. Bandingkan performansi tiap partikel saat ini terhadap performansi terbaik dari seluruh partikel dalam kelompoknya, yaitu  $gbest$  (*global best*).

Jika  $F(\vec{x}_i(t)) < gbest$  maka:

$$a. gbest \leftarrow F(\vec{x}_i(t)) \quad (4)$$

$$b. \vec{x}_{gbest} \leftarrow \vec{x}_i(t) \quad (5)$$

5. Hitung vektor kecepatan tiap partikel

$$\vec{v}_i(t) = \vec{v}_i(t-1) + \rho_1 (\vec{x}_{pbest_i} - \vec{x}_i(t-1)) + \rho_2 (\vec{x}_{gbest} - \vec{x}_i(t-1)) \quad (6)$$

Nilai  $\rho_1$  dan  $\rho_2$  didefinisikan sebagai :  $\rho_1$

=  $r_1 c_1$  dan  $\rho_2 = r_2 c_2$ , dimana  $c_1$  dan  $c_2$  disebut konstanta akselerasi, sedangkan  $r$  adalah suatu bilangan acak.

6. Perbaharui posisi tiap partikel

$$a. \vec{x}_i(t) \leftarrow \vec{x}_i(t-1) + \vec{v}_i(t) \quad (7)$$

$$b. t = t + 1 \quad (8)$$

7. Kembali ke langkah 2 hingga tercapai kriteria penghentian

### 3. Aplikasi Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Peramalan

Peramalan adalah usaha menduga atau memperkirakan sesuatu yang akan terjadi di waktu mendatang dengan memanfaatkan berbagai informasi yang relevan pada waktu-waktu sebelumnya (historis) melalui suatu metode ilmiah. Tujuan dari peramalan adalah mendapatkan informasi apa yang akan terjadi di masa datang dengan probabilitas kejadian

terbesar. Metode peramalan dapat dilakukan secara kualitatif melalui pendapat para pakar atau secara kuantitatif dengan perhitungan secara matematis. Salah satu metode peramalan kuantitatif adalah menggunakan analisis deret waktu (*time series*).

Metode peramalan *time series* adalah metode yang menggunakan model matematis untuk menjelaskan perilaku (pola) data yang biasanya diamati dalam urutan waktu dengan jarak yang sama (hari, minggu, bulan, tahun). Syarat utama dari metode tersebut adalah tersedianya informasi atau data tentang masa lalu, dengan asumsi bahwa kejadian masa datang merupakan kelanjutan dari masa lalu (*effect of continuity*). Pada aplikasi jaringan syaraf tiruan untuk peramalan *time series*, input jaringan berupa data historis dan outputnya berupa peramalan item berikutnya.

### Analisis Regresi

Analisis regresi adalah teknik statistik untuk pemodelan dan investigasi hubungan dua atau lebih variabel (Santosa, 2007). Dalam analisis regresi terdapat satu atau lebih variabel independen/prediktor yang biasa diwakili oleh variabel  $x$  dan satu variabel respon yang biasa diwakili oleh  $y$ . Jika jumlah variabel independen hanya satu, maka sering disebut dengan regresi linear sederhana. Sedangkan jika ada lebih dari satu variabel independen maka dikenal dengan regresi linear berganda (multiple regresi linear).

Bentuk umum dari persamaan regresi linear berganda adalah :

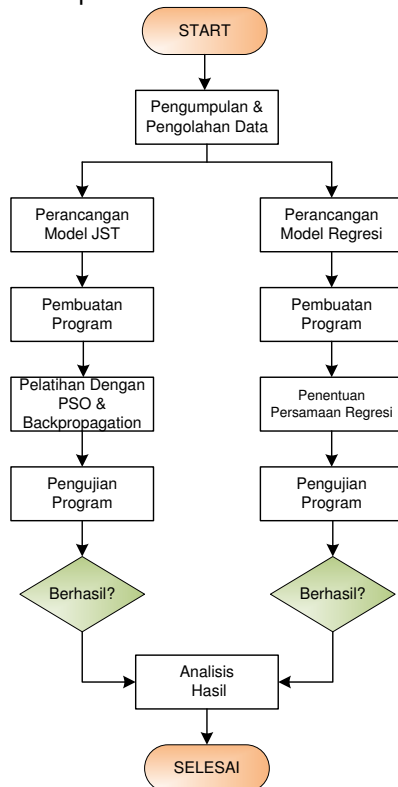
$$Y = a + b_1X_1 + b_2X_2 + b_3X_3 + \dots + b_nX_n \quad (9)$$

Penentuan nilai konstanta  $a$  dan koefisien  $b_1, b_2, b_3, \dots, b_n$  pada persamaan 9 merupakan permasalahan dalam regresi linear berganda. Sejumlah persamaan linear untuk memperoleh nilai koefisien tersebut kemudian diselesaikan secara simultan menggunakan Metode Gauss Jordan.

### 3. METODOLOGI PENELITIAN

Diagram alir metodologi penelitian ditunjukkan dalam Gambar 2. Sebelum melakukan penelitian, dilakukan pengumpulan dan pengolahan data. Data yang diperlukan adalah data beban listrik harian. Perancangan model jaringan syaraf tiruan ditujukan untuk menentukan arsitektur jaringan. Proses pelatihan menggunakan algoritma PSO. Setelah proses pelatihan selesai, dilakukan proses pengujian untuk mengetahui error

peramalan. Backpropagation dan regresi linear berganda digunakan sebagai pembanding dalam penentuan rata-rata kesalahan peramalan.



Gambar 2. Diagram Alir Metodologi penelitian

Sebelum melakukan penelitian, dilakukan pengumpulan dan pengolahan data. Data yang diperlukan adalah data beban listrik harian. Perancangan model jaringan syaraf tiruan ditujukan untuk menentukan arsitektur jaringan. Proses pelatihan menggunakan algoritma PSO. Setelah proses pelatihan selesai, dilakukan proses pengujian untuk mengetahui error peramalan. Back propagation dan regresi linear berganda digunakan sebagai pembanding dalam penentuan rata-rata kesalahan peramalan

#### 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

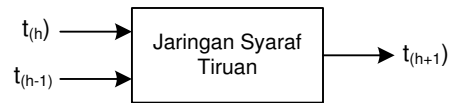
##### Perancangan Arsitektur Jaringan

Sebelum melakukan proses prakiraan, terlebih dahulu dilakukan perancangan arsitektur jaringan.

##### a. Input dan Output Jaringan

Pada penelitian ini digunakan model peramalan dengan dua buah input yaitu beban listrik harian pada hari ini  $t(h)$  dan hari sebelumnya  $t(h-1)$  pada jam yang sama. Sedangkan output adalah prakiraan

beban harian keesokan harinya  $t(h+1)$  seperti ditunjukkan dalam gambar 3.



Gambar 3 Model Peramalan

##### b. Jumlah Lapisan

Jaringan feedforward multilayer perceptron umumnya dibangun dengan tiga lapisan, yaitu lapisan input, lapisan tersembunyi, dan lapisan output. Pada penelitian ini digunakan sebuah lapisan tersembunyi karena umumnya jaringan dengan sebuah lapisan tersembunyi sudah cukup untuk dapat memetakan antara input dan target dengan tingkat ketelitian yang ditentukan.

##### c. Jumlah Neuron

Jumlah neuron pada lapisan input ditentukan berdasarkan jumlah input yang digunakan pada jaringan. Jika model yang digunakan mempunyai dua input dan satu output, maka jumlah neuron pada lapisan input dan output masing-masing adalah dua dan satu. Pada lapisan tersembunyi tidak ada ketentuan dalam penentuan jumlah neuron. Pada penelitian ini digunakan lima buah neuron pada lapisan tersembunyi.

##### d. Fungsi Aktivasi

Pemilihan fungsi aktivasi didasarkan pada algoritma pelatihan yang digunakan dan jenis output yang dihasilkan. Pada penelitian ini digunakan fungsi aktivasi sigmoid biner.

##### e. Data

Data dibagi menjadi dua, yaitu data untuk pelatihan dan data untuk pengujian. Data untuk pelatihan adalah bulan September-Oktober 2012. Bobot akhir yang diperoleh pada proses pelatihan digunakan pada proses pengujian untuk meramalkan selama minggu pertama bulan Nopember 2012. Sebelum digunakan, dilakukan proses normalisasi terlebih dahulu agar hasil perhitungan fungsi sigmoidnya tidak jatuh dalam daerah saturasi.

##### f. Parameter Jaringan

Parameter-parameter yang perlu ditetapkan adalah maksimum epoch, target error, laju pembelajaran, jumlah epoch tiap langkah.

maksimum epoch = 300

error minimum (MSE) = 0.001

laju Pembelajaran = 0.01

Pada pelatihan dengan algoritma Particle Swarm Optimization, jumlah partikel yang

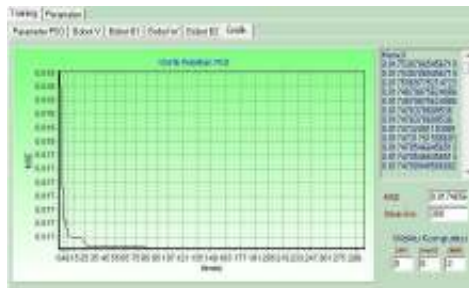
digunakan adalah 50, wmin 0.4, wmax 0.9, c1 dan c2 1.496

### Peramalan Dengan Algoritma Pelatihan PSO

Peramalan beban listrik harian pada waktu beban puncak (WBP) antara jam 18.00-22.00.

#### a. Proses Pelatihan

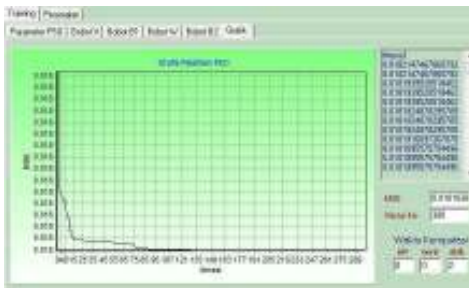
Proses pelatihan menggunakan algoritma Particle Swarm Optimization (PSO) pada peramalan beban listrik selama waktu beban puncak pada iterasi ke-300 menghasilkan MSE sebesar 0.0174 pada jam 18.00, MSE 0.029 pada jam 19.00, MSE 0.0181 pada jam 20.00, MSE 0.020 pada jam 21.00, dan MSE 0.0230 pada jam 22.00 seperti ditunjukkan pada Gambar 4 sampai dengan Gambar 8.



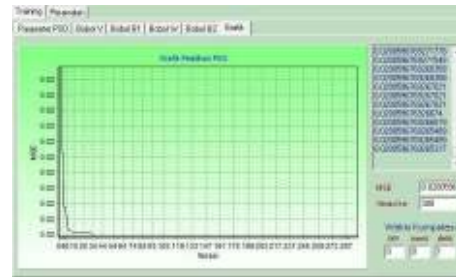
Gambar 4. Proses Pelatihan Menggunakan PSO Jam 18.00



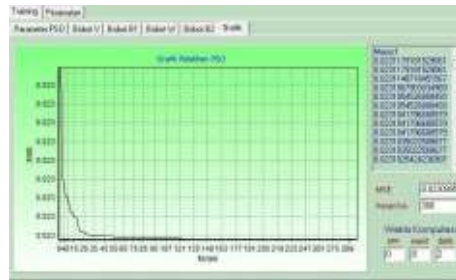
Gambar 5. Proses Pelatihan Menggunakan PSO Jam 19.00



Gambar 6. Proses Pelatihan Menggunakan PSO Jam 20.00



Gambar 7. Proses Pelatihan Menggunakan PSO Jam 21.00



Gambar 8. Proses Pelatihan Menggunakan PSO Jam 22.00

#### b. Proses Pengujian

Bobot yang dihasilkan pada proses pelatihan digunakan pada proses pengujian untuk memperkirakan beban pada hari berikutnya, kemudian diambil rata-rata kesalahan peramalan yang dihasilkan. Tabel 1 menunjukkan rata-rata kesalahan proses pengujian selama bulan Nopember 2012

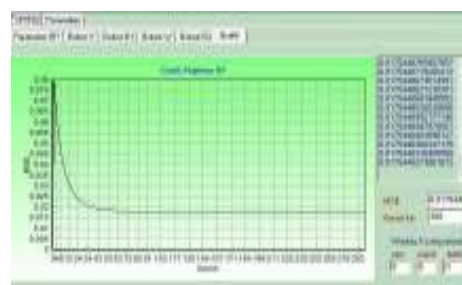
Tabel 1. Rata-Rata Error Peramalan Proses Pengujian Menggunakan PSO

Proses	Rata-Rata Error Peramalan Pada Jam				
	18.00	19.00	20.00	21.00	22.00
Pengujian	5.087%	1.942%	1.773%	1.854%	1.805%

### Peramalan dengan Backpropagation

#### a. Proses Pelatihan

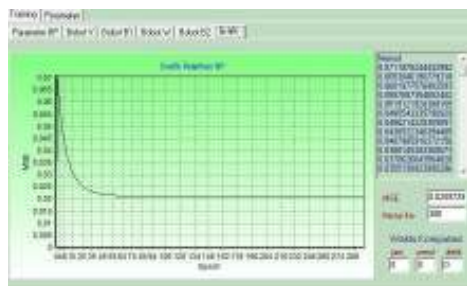
Proses pelatihan menggunakan Backpropagation pada peramalan beban listrik selama waktu beban puncak pada iterasi ke-300 menghasilkan MSE sebesar 0.0175 pada jam 18.00.



Gambar 9. Proses Pelatihan Menggunakan BP Jam 18.00



MSE 0.029 pada jam 19.00, MSE 0.0182 pada jam 20.00, MSE 0.020 pada jam 21.00, dan MSE 0.0231 pada jam 22.00 seperti ditunjukkan pada Gambar 9 sampai dengan Gambar 13.



Gambar 10. Proses Pelatihan Menggunakan BP Jam 19.00



Gambar 11. Proses Pelatihan Menggunakan BP Jam 20.00



Gambar 12. Proses Pelatihan Menggunakan BP Jam 21.00

#### b. Proses Pengujian

Bobot yang dihasilkan pada proses pelatihan digunakan pada proses pengujian untuk memperkirakan beban pada hari berikutnya, kemudian diambil rata-rata kesalahan peramalan yang dihasilkan. Tabel 1 menunjukkan rata-rata kesalahan proses pengujian selama bulan Nopember 2012.

Tabel 1. Rata-Rata Error Peramalan Proses Pengujian Menggunakan PSO

Proses	Rata-Rata Error Peramalan Pada Jam				
	18.00	19.00	20.00	21.00	22.00
Pengujian	5.108%	1.933%	1.800%	1.868%	1.813%

#### Peramalan Menggunakan Regresi Linear Berganda

Penggunaan regresi linear berganda pada dasarnya adalah mencari suatu model persamaan, kemudian persamaan tersebut digunakan pada data uji untuk prakiraan beban puncak listrik seperti pada Tabel 3.

Tabel 3. Persamaan Regresi Yang Terbentuk Pada Peramalan Waktu Beban Puncak Listrik

Jam	Persamaan Regresi Yang Terbentuk
18.00	$\hat{f}(x) = 293.5944 + 0.0511 \cdot x_1 + 0.0242 \cdot x_2$
19.00	$\hat{f}(x) = 295.7768 + 0.0016 \cdot x_1 + 0.0562 \cdot x_2$
20.00	$\hat{f}(x) = 300.1204 + -0.0004 \cdot x_1 + 0.0493 \cdot x_2$
21.00	$\hat{f}(x) = 306.9642 + -0.0096 \cdot x_1 + 0.0314 \cdot x_2$
22.00	$\hat{f}(x) = 315.5566 + -0.0326 \cdot x_1 + 0.0143 \cdot x_2$

Rata-rata kesalahan pada proses pengujian diberikan dalam Tabel 4.

Tabel 4. Rata-rata Error Peramalan Dengan Regresi Linier Berganda

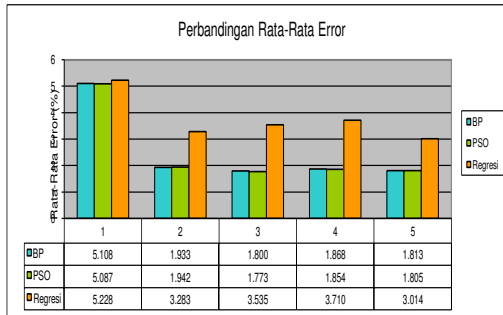
Jam	Rata-Rata Error	
18.00	5.228 %	
19.00	3.283 %	
20.00	3.535 %	
21.00	3.710 %	
22.00	3.014 %	

#### Perbandingan PSO, Backpropagation, dan Regresi Linear Berganda

Tabel 5 memperlihatkan perbandingan rata-rata error menggunakan metode jaringan syaraf tiruan dan Regresi Linear Berganda. Dari tabel tersebut dapat diamati bahwa pada peramalan menggunakan jaringan syaraf tiruan, penggunaan algoritma pelatihan PSO secara umum lebih baik dibandingkan dengan Backpropagation. Sedangkan peramalan dengan regresi linear berganda memberikan rata-rata kesalahan yang lebih besar jika dibandingkan dengan PSO dan Backpropagation seperti ditunjukkan dalam Gambar 14.

Tabel 5. Perbandingan Rata-Rata Error menggunakan Tiga Metode Pada Peramalan Waktu Beban Puncak

Jam	Rata-Rata Error (%)		
	BP	PSO	Regresi
18.00	5.108	5.087	5.228
19.00	1.933	1.942	3.283
20.00	1.800	1.773	3.535
21.00	1.868	1.854	3.710
22.00	1.813	1.805	3.014
Rata-Rata	2.504	2.492	3.754



Gambar 14. Grafik Perbandingan Ketiga Metode

## 5. KESIMPULAN

Dari hasil pengujian, pada penelitian ini dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut :

1. Pada peramalan beban puncak listrik menggunakan jaringan syaraf tiruan, untuk proses pelatihan, algoritma PSO memberikan kesalahan (MSE) yang lebih kecil dibandingkan dengan Back-propagation.
2. Pada proses pengujian, algoritma pelatihan PSO memberikan rata-rata kesalahan peramalan yang lebih kecil yaitu sebesar 2.492% dibandingkan dengan Backpropagation sebesar 2.504%.
3. Penggunaan jaringan syaraf tiruan baik dengan PSO maupun Backpropagation, memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan metode regresi liner berganda dengan rata-rata error 2.492% dan 2.504%. berbanding 3.754% jika menggunakan regresi.

## 6. DAFTAR PUSTAKA

1. Engelbrecht, P. 2002, *Computational Intelligence : An Introduction*. John Wiley & Sons Ltd. England
2. Binoto, M., dkk., 2012, *Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Di Kabupaten Karanganyar-Jawa Tengah*, Jurnal ELTEK, Vol 10 No 02
3. Kennedy, J., dan Eberhart, R, 2001, *Swarm Intelligence*, Academic Press,. USA
4. Khair, A., 2011, *Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Menggunakan Kombinasi Metode AutoRegressive Integrated Moving Average (ARIMA) Dengan Regresi Linear Antara Suhu Dan Daya Listrik*, UI, Jakarta
5. Kusumadewi, S, 2004, *Membangun Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan*

*MATLAB & EXCEL LINK*, Graha Ilmu. Yogyakarta

6. Perdana, J., 2012, *Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Menggunakan Optimally Pruned Extreme Learning Machine (OPELM) pada Sistem Kelistrikan Jawa Timur*, Jurnal Teknik ITS, Vol 1 No. 1
7. Santosa.B, 2007, *Data Mining Terapan dengan MATLAB*, Graha Ilmu, Yogyakarta
8. Siang, J. J, 2005, *Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemrogramannya Menggunakan MATLAB*, Andi, Yogyakarta
9. Syeto, G., dkk, 2010, *Peramalan Beban Listrik Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Metode Kohonen*, ITS, Surabaya.
10. Widyapratwi, L., 2012, *Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Di Bali Menggunakan Pendekatan Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)*, Teknologi Elektro, Vol. 11 No. 1